



TITLE:

カオス・ニューラルネットワーク
の刺激-応答特性と動的想起・学習
機構(基研研究会「ニューラルネッ
トワーク～これからの統計力学的
アプローチ～」,研究会報告)

AUTHOR(S):

西村, 治彦; 堅田, 尚郁

CITATION:

西村, 治彦 ...[et al]. カオス・ニューラルネットワークの刺激-応答特性と動的想起・学習機構(基研研究会「ニューラルネットワーク～これからの統計力学的アプローチ～」,研究会報告). 物性研究 1998, 70(3): 460-463

ISSUE DATE:

1998-06-20

URL:

<http://hdl.handle.net/2433/96360>

RIGHT:

カオス・ニューラルネットワークの刺激-応答特性と動的想起・学習機構

Stimulus-Response Characteristics and Dynamic Learning-Retrieving Scheme in Chaotic Neural Networks

兵庫教育大学 西村 治彦 (haru@life.hyogo-u.ac.jp) 堅田 尚郁 (katada@life.hyogo-u.ac.jp)

1 はじめに

現実の脳神経系の挙動には、神経細胞一本の電氣的応答から神経回路網の集積である脳全体の活動状態まで、いくつかの階層レベルでカオスが観測されている [1, 2]。そして、単一ニューロンレベルでのカオスの存在は、神経軸索の生理学的知見をもとに作られたホジキン-ハクスレイ (Hodgkin-Huxley) 方程式の理論的考察 [3] からほぼ定量的に裏づけられている。この事実は、従来の連想記憶モデルに対して神経回路網の基本構成単位であるニューロンレベルからの再検討を迫るものである。ホップフィールド (Hopfield) による静的連想記憶モデル [4] は、神経細胞を1つの非線形入出力関数として数理モデル化し、記憶・想起の機能をその回路網における力学的安定性問題として定式化する考え [5, 6] の典型として知られている。回路網 (ニューラルネットワーク) にエネルギーの概念を導入、記憶対象をそのエネルギー関数の極小値状態に対応させるものである。しかしながら、そのために実際の生物のニューロン特性を単純化し過ぎてしまい、カオスの生成に寄与するファクターも捨て去られたと考えられる。

このような状況の中で、カオス・ダイナミクスを有するカオスニューロン及びその回路網のカオス・ニューラルネットワークモデルが提案された [7]。カオスニューロンは、実際の神経細胞に見られる不応性 (ニューロンの発火 (興奮) 状態が続くと、それに応じてニューロンが発火 (興奮) しにくくなる性質) とアナログ的な入出力特性、および時間とともに指数関数的に減衰する履歴性を有している。このカオス・ニューラルネットワークを用いた記憶機能に関する最初の研究は、ネットワークに内在するカオス・ダイナミクスが起こすカオス的遍歴現象 [8, 9, 10] を記憶の動的 (時系列的) な想起現象に対応させようとするものであった [11, 12]。そして、カオス・ダイナミクスに同様の役割を担わせようとする取り組みは、他のニューラルモデルでも行われてきた [13, 14, 15]。

我々は、閉じたネットワーク内での自律的振舞いと主として強カオス現象を対象とするこれらの取り組みとは別に、外界との相互作用を前提とし、弱カオス現象 (カオス震動 (Chaotic Trembling) / カオス突発 (Chaotic Burst)) にも注目する新たなモデル化と取り組んできた [16, 17]。そして、外界からの刺激がないときにはカオス基準モードにあり、外部刺激に応じて (カオス) 想起モードへ移行するという動的想起機構の可能性を確認している。さらに、記憶の想起過程だけでなく、カオス・ニューラルネットワークにおける動的記憶学習過程の検討も進めている。カオス・ニューラルネットワークに対してシナプス可塑性な刺激-応答機構を導入し、外界からの刺激情報を受ける中でネットワークがどのように記憶形成 (記銘) を進行させ得るかを分析するものである [18, 19]。

以下、本稿では、我々のこれまでの研究の中から記憶の動的想起機構とその性質に関して取り上げることにする。

2 刺激-応答想起のモデリング

2.1 カオス・ニューラルネットワーク

カオスニューロンの相互結合系であるカオス・ニューラルネットワーク (Chaotic Neural Network: CNN) [7] の発展方程式は

$$X_i(t+1) = f(\eta_i(t+1) + \zeta_i(t+1)) \quad (1)$$

$$\eta_i(t+1) = \sum_{j=1}^N w_{ij} \sum_{d=0}^t k_f^d X_j(t-d), \quad \zeta_i(t+1) = -\alpha \sum_{d=0}^t k_r^d X_i(t-d) - \theta_i \quad (2)$$

で与えられる。ただし、 w_{ij} : j 番目のニューロンから i 番目のニューロンへの結合荷重、 k_f : 他のニューロンからのフィードバック入力に関する履歴性の時間減衰定数 ($0 \leq k_f < 1$)、 k_r : i 番目のニューロン自身の不応性に関する履歴性の時間減衰定数 ($0 \leq k_r < 1$)、 α : 不応性項のスケーリング・パラメータ ($\alpha \geq 0$)、 θ_i : i 番目のニューロンのしきい値であり、 $f(y) = \tanh(y/2\varepsilon)$ 、文献 [7] におけるニューロン値 x_i ($0 \leq x_i \leq 1$) を $X_i (\equiv 2x_i - 1)$ に変更して定式化している。(2)式は時間履歴効果の指数べき (k^d) 性のため

$$\eta_i(t+1) = k_f \eta_i(t) + \sum_{j=1}^N w_{ij} X_j(t), \quad \zeta_i(t+1) = k_r \zeta_i(t) - \alpha X_i(t) + a \quad (3)$$

に帰着される(ただし、 $-\theta_i(1 - k_r) \equiv a$)。 (3)式において $k_f = k_r = \alpha = 0$ とすると(1)式は

$$X_i(t+1) = f\left(\sum_{j=1}^N w_{ij} X_j(t) - \theta_i\right) \quad (4)$$

の従来のホップフィールド型ニューラルネットワークにおける発展方程式に一致する。すなわち、カオス・ニューラルネットワークは $k_f = k_r = \alpha = 0$ (以降、これをホップフィールドネットワーク・ポイント (Hopfield Network Point: HNP) と呼ぶ。) のときは従来の静的連想記憶モデルと等しいが、これらのパラメータを0から増加させることにより、従来の静的連想記憶モデルには存在しないカオス・ダイナミクスが導入されることになる。外界からの刺激の寄与は、発展方程式(1)の内部状態に外部刺激項 σ_i ($i = 1, \dots, N$) を付加する形 ($\eta_i + \zeta_i \rightarrow \eta_i + \zeta_i + \sigma_i$) で考慮される。これは外部刺激の効果をネットワーク内の各ニューロンに対するしきい値変化として扱うものであり、外部刺激によるニューロン発火性(興奮/抑制)への影響のモデル化としては簡明かつ有効な形式の1つである。

2.2 動的想起メカニズム

カオス・ニューラルネットワークは履歴性や不応性のパラメータの設定に応じて、従来の静的連想記憶モデルには存在し得なかった様々な性質を有することがわかっている。自発想起における遍歴性 (Itinerancy)、震動性 (Trembling)、突発性 (Burst) 現象および外部刺激によるそれらの状態の誘発想起がそれである。これらの基本的かつ多様な過程を統合的に内包する一つのシステムを構成することが、動的想起メカニズムのモデリングである。外界との相互作用を前提とする機構モデルの定性的な描像は図1のようになる。すなわち、外部刺激がないときには、ネットワークは通常、カオス遍歴に近い震動状態のカオス基準モード (Chaotic Normal Mode: CNM) をとっている。そこに外部刺激が入ると誘発想起が起き、刺激のもつ情報 (パターン) に応じたカオス震動モード (Chaotic Trembling Mode: CTM) に遷移する。その後しばらくはそのモードを維持するか、または自発的/誘発的なカオス突発 (Chaotic Burst) により他のパターンのCTMへ移行したりする。そして、外部刺激が遠ざかるとやがてまたCNMに復帰する。このように、カオス・ニューラルネットワークに基づく想起の機構モデルはすべての過程が動的であり、しかも外界

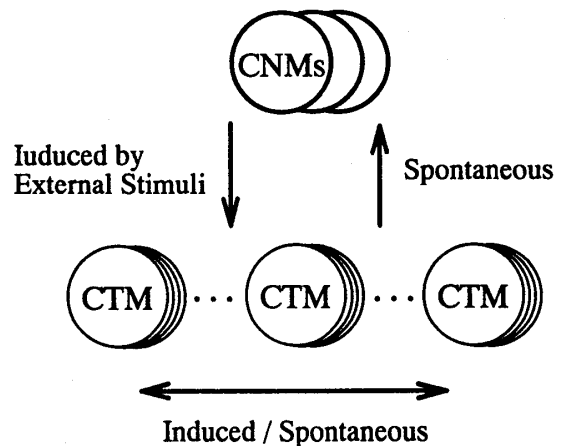


Fig.1. Conceptual diagram illustrating the mechanism of dynamic retrieval.

との相互作用が本質的な役割を果たすことになる。

3 カオス震動モード (CTM) とその性質

カオス・ニューラルネットワークでは、内在するカオス活性のためにネットワーク状態は常に何らかの(決定論的)揺動を保持している。そして、1つの安定状態(HNP時における)の引力圏内でのこの揺動のことを我々はカオス震動と呼んでいる。図2は不応性項パラメータ α の違いにより、 $\alpha = 0$ のときの安定なネットワーク状態(パターンLに一致: 重なり度 $\langle m^L \rangle = 1$)が動的状態になる様子を示したものである。最大リアプノフ指数が正($\lambda_1 > 0$)であるにもかかわらず、Lパターン近傍状態($\langle m^L \rangle \simeq 1$)に留まっているカオス震動モード(CTM)の出現が $\alpha = 0.5$ 付近に見られる。このCTMの状態は、想起としては従来の静的モデルにおける定常状態とほとんど同じに見えるが、実は外部刺激に対する強い時間敏感性を持っている。それを示す具体例が図3である。刺激(▼印)の印加時刻の違いがその後のネットワークの振舞いに決定的な影響を及ぼしているのがわかる。記憶の動的過程を秩序と無秩序の臨界において捉えようとするとき、カオス震動モードの存在は重要な位置と意味を占めることになる。

4 おわりに

記憶機能を支える記録、想起、忘却の3つの過程は本来、同時的で不可分な関係にあることを考えると、想起と学習に関する統合的見地からの動的な連想記憶機構の構築が最終的な目標となる。その際、新たな記録形成により古い記録が失われてしまう忘却過程や新たな記録と古い記録の共存や再編成も重要な検討項目である。また、これまで別個に扱ってきたカオス・ニューラルネットワークと確率的ニューラルネットワークを融合し、カオス活性と確率的活性の複合ダイナミクスを持つ確率的カオス・ニューラルネットワークを考えることもできる。現実の脳の情報処理能力が両者の力学的性質の適当な協同で担われている可能性も大いに有り得ることである。いずれにしても、各種パラメータの設定の違いが生み出すニューラルネットワークの多様な性質を一つの動的機構としてまとめ上げるには、今後、カオス制御を含む自己組織的システムの新しい処方を探求してゆく必要がある。

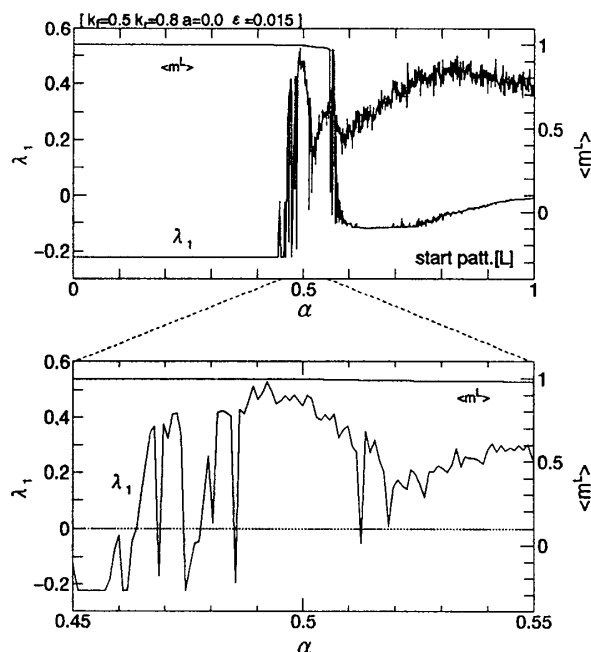


Fig.2. α -dependence of Lyapunov exponent(left axis) and mean overlap(right axis).

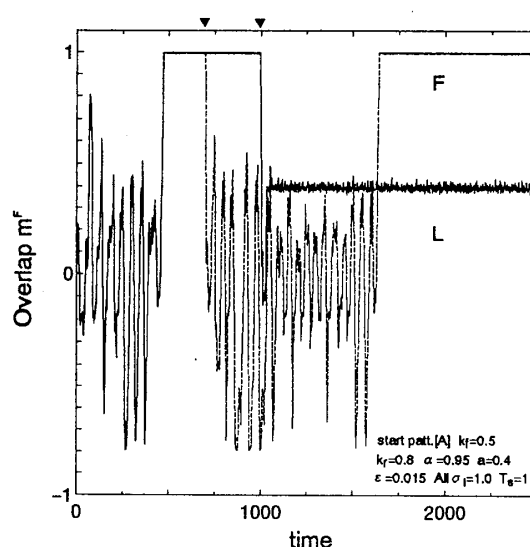


Fig.3. Time-sensitivity of CTM reactions to external stimuli at different time.

参考文献

- [1] 合原一幸編著, ニューラルシステムにおけるカオス, 東京電気大学出版局(1993).
- [2] M.A.Arbib(Ed.), The Handbook of Brain Theory and Neural Networks, The MIT Press(1995).
- [3] 高橋智晴, 合原一幸, 松本元, ホジキン-ハクスレイ方程式のパルス列刺激に対する応答性, 電子情報通信学会論文誌, J71-A,3(1988)744-750.
- [4] J.J.Hopfield, Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities, Proc.Natl.Acad.Sci.USA, 79(1982)2554-2558.
- [5] S.Grossberg, Nonlinear difference - differential equations in prediction and learning theory, Proc. Natl. Acad. Sci. USA, 58, pp.1329-1334(1967).
- [6] S.Amari and M.A.Arbib, Competition and cooperation in neural nets, Systems Neuroscience (J.Metzler, Ed.), Academic Press, (1977)119-165.
- [7] K.Aihara,T.Takabe and M.Toyoda, Chaotic Neural Networks, Phys.Lett., A144(1990) 333-340.
- [8] K.Ikeda, K.Matsumoto and K.Ohtsuka, Maxwell-Bloch turbulence, Prog. Theoret. Phys. Suppl., 99(1989)295-324.
- [9] K.Kaneko, Clustering, coding, switching, hierarchical ordering, and control in a network of chaotic elements, Physica D41(1990)137-172.
- [10] I.Tsuda, Chaotic itinerancy as a dynamical basis of Hermeneutics in brain and mind, World Futures 32(1991)167-184.
- [11] 安達雅春, 合原一幸, カオスニューロンモデルとそのネットワークダイナミクス, ニューラルシステムにおけるカオス(合原一幸編著), 東京電気大学出版局(1993)158-188.
- [12] M.Adachi, K.Aihara, Associative Dynamics in Chaotic Neural Network, Neural Networks, Vol.10, No.1(1997)83-98.
- [13] I.Tsuda, Dynamic Link of Memory-Chaotic Memory Map in Nonequilibrium Neural Networks, Neural Networks, 5(1992)313-326.
- [14] S.Nara, P.Davis and H.Totsuji, Memory Search Using Complex Dynamics in a Recurrent Neural Network Model, Neural Networks, 6(1993)963-973.
- [15] M.Inoue and A.Nagayoshi, A chaos neuro-computer, Phys. Lett., A158, (1991)373-376.
- [16] 西村治彦, 藤田嘉人, 藤田成隆, カオス・ニューラルネットワークによる動的記憶想起機構の検討, 日本神経回路学会第5回全国大会講演論文集(1994)104-105.
- [17] H.Nishimura, N.Katada and Y.Fujita, Dynamic learning and retrieving scheme based on chaotic neuron model, Complexity and Diversity (R.Nakamura et al., Eds.), Springer-Verlag(1997)64-66.
- [18] 西村治彦, 堅田尚郁, カオス・ニューラルネットワークにおける動的想起・学習機構, 物性研究 Vol.66, No5(1996)876-890.
- [19] 西村治彦, 堅田尚郁, 刺激-応答機構によるカオス・ニューラルネットワークの動的学習特性, システム制御情報学会論文誌, Vol.10, No10(1997)518-527.